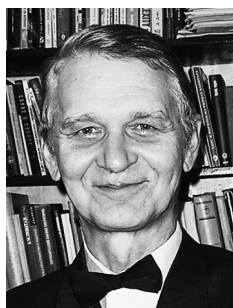


Естественнонаучный подход к экономической динамике: эконофизика, нейросетевой анализ и квантовые финансы

Часть 1

Natural sciences approach to the economic dynamics: econophysics, neuro network analysis and quantum finance
Part 1

УДК 330.4



Ю. А. Куперин

профессор Санкт-Петербургского государственного университета, доктор физико-математических наук 198540, Санкт-Петербург, ул. Ульяновская, д. 1; yuri.kuperin@gmail.com

Yu. A. Kuperin

198540, Saint-Petersburg, ul. Ulianovskaya, 1; yuri.kuperin@gmail.com

В статье дан обзор основных естественнонаучных подходов, используемых эконофизиками для изучения экономической динамики. Эти подходы заимствованы, в основном, из таких областей математики и теоретической физики, как нелинейный анализ временных рядов, нейроинформатика, фрактальный и мультифрактальный анализ, детерминированный хаос и квантовая теория поля. В частности, в статье показано, каким образом на основе анализа обобщенных локальных гольдеровских экспонент можно статистически значимо предсказывать критические явления и крахи на финансовых рынках. Проиллюстрировано применение искусственных нейронных сетей для получения статистически качественных нейропрогнозов курсов валют и построения на этой основе прибыльной торговой стратегии на рынке FOREX.

The article presents a review of basic natural sciences approaches which econophysicists use for economic dynamics studying. These approaches are borrowed in their majority from such fields of mathematics and theoretical physics as time series nonlinear analysis, neuroinformatics, fractal and multi-fractal analysis, dominated chaos and quantized field theory. Specifically, the article shows how one can based on generalized local Holder exponents make statistically important forecasts of critical occurrences and breakdowns of financial markets. It illustrates the use of man-made neuro networks for statistically quality neuro forecasts of currencies and construction of profitable trade strategy in *FOREX* market based on this.

Ключевые слова: эконофизика, фрактальный и мультифрактальный анализ, локальные гольдеровские показатели, прогнозы кризисов, искусственные нейронные сети, торговая система

Keywords: econophysics, fractal and multi-fractal analysis, local Holder figures, crisis forecasts, man-made neuro networks, trade system

Введение

В настоящей работе под термином «эконофизика» мы будем понимать применение методов теории сложных систем к экономике, финансам и бизнесу. Это лишь

одно из возможных его толкований. Довольно часто под эконофизикой понимается применение методов теоретической физики к указанным выше областям. Между этими двумя концепциями существует тонкое различие, заключающееся в том, что теория сложных систем — это не совсем физика. Более детально эта проблематика рассмотрена А. Ежовым [1] и другими авторами [2–10].

Теперь несколько слов о теории сложных систем и используемых в ней методах. Об этой сфере науки написано достаточно много (см., например, [11–23]). Придерживаясь прагматической точки зрения, мы не будем давать каких-либо определений этой теории. К методам теории сложных систем исследователи относят различные разделы математики, физики, информатики, искусственного интеллекта, логики и т. п. Не ограничивая себя, мы отнесем к этим методам теорию конечномерных и бесконечномерных нелинейных динамических систем [17–19; 22, 24], теорию хаоса [15; 16; 21; 25; 26], теорию фракталов и мультифракталов [10; 11; 24–27], искусственные нейронные сети [7; 16; 27–30], теорию самоорганизованной критичности [20], методы квантовой теории поля и статистической физики [3; 8; 23; 24], а также теорию критических явлений [31; 24]. Этот перечень, отражающий научные интересы автора, далеко не полон и его можно было бы продолжить.

Эконофизику, как и любую физику, можно разделить на теоретическую и прикладную части. В данном контексте это условное, конечно, деление связано с двумя основными направлениями эконофизических исследований. Прикладное, или экспериментальное направление связано в основном с data mining [7], т. е. с извлечением знаний из данных. Данные могут быть самыми разными, но все они являются историческими хрониками каких-то динамических процессов. Задача прикладных эконофизиков состоит в том, чтобы обработать имеющиеся данные перечисленными выше методами и постараться вывести из них либо новые закономерности, либо закономерности, еще не осознанные традиционной экономикой. Задача эконофизических теоретиков заключается в построении моделей или теорий динамических процессов в экономике, финансах и бизнесе методами теории сложных систем. При этом, как и всегда в физике, подразумевается проверка предложенных моделей и теорий на практике. Чтобы дать представление об использовании всех этих методов, рассмотрим несколько типичных примеров.

1. Прогнозирование критических точек фондового рынка

В этом разделе мы покажем возможность прогнозирования критических точек финансовых временных рядов, таких как смены тренда и большие движения вверх и вниз, а также крахи фондового рынка. Мы не определяем здесь понятия «кризиса», «критического явления», «рыночного пузыря», считая их либо интуитивно понятными, либо известными. Однако этим категориям может быть придан вполне четкий смысл [31].

Для прогноза использовался метод на основе специально разработанного индикатора — модифицированных локальных гильдеровских показателей (МЛГП). Метод базируется на предположении об изменении перед критическим явлением динамики (становятся более гладкими) финансовых рядов. В моменты повышения гладкости ряда индикатор демонстрирует специфическое поведение в виде всплесков. Выделяя последние, мы можем заранее, за десятки дней, прогнозировать наступление критического события. Мы не приводим здесь глубинные причины этой специфики рыночной динамики перед критическими явлениями. Отметим лишь, что такое поведение рынка вызвано не внешними (экзогенными) процессами, но собственно рыночными (эндогенными) процессами. С точки зрения теории сложных систем, эти причины есть отражение того, что рыночная динамика в определенном смысле мультифрактальна [5; 10; 11].

Ниже мы демонстрируем работоспособность метода на примере прогнозирования большого движения в котировках акций компании General Motors и предсказания кризиса в мае 2006 г. на российском фондовом рынке. Разумеется, мы апостериори анализируем и другие, имевшие место в прошлом, кризисы: глобальный кризис 1998 г., кризис 2000 г., связанный с высокотехнологичным сектором фондового рынка США, и даже события 11 сентября 2001 г. в США. Во всех случаях метод индикатора МЛГП давал статистически значимые прогнозы за десятки дней до наступления кризиса. Недостаток места не позволяет привести и обсудить эти результаты. Некоторые дополнительные сведения можно, впрочем, найти в [32].

Локальные гильдеровские показатели

Локальные гильдеровские показатели (ЛГП) можно определить следующим образом: пусть f — функция времени t , удовлетворяющая соотношению $|f(t + \Delta t) - f(t)| \sim C_t(\Delta t)^{\alpha(t)}$ при $\Delta t \rightarrow 0$. Тогда число $\alpha(t)$ называется гильдеровским показателем функции f в точке t , а положительная константа C_t — префактором. ЛГП могут принимать значения от 0 до 1. Они показывают, насколько гладкой является функция. Если функция разрывна, то ее ЛГП равен 0, если функция дифференцируемая — ее ЛГП равен 1. Чем больше гладкость функции, тем больше значение ЛГП.

Модифицированные ЛГП (МЛГП) представляют собой аналог производной ЛГП. Они рассчитываются на основе сравнения префактора в данный момент времени с его предыдущими значениями. МЛГП показывают, увеличилось или уменьшилось значение ЛГП по сравнению с более ранними значениями этого индикатора. Если в какой-то момент времени МЛГП испытывают всплеск, т. е. их значения увеличиваются, это указывает на повышение гладкости временного ряда.

Прогнозирование критических точек в котировках акций

Основным параметром расчета МЛГП является «размер окна», характеризующий количество предыдущих значений ряда используемых для расчета индикатора.

При небольших значениях размера окна МЛГП ведут себя крайне нерегулярно и испытывают множество всплесков, реагируя на малейшее изменение динамики ряда. При увеличении этого параметра количество всплесков уменьшается и прогноз становится более достоверным. Для сглаживания ряда МЛГП к нему применяется индикатор Exponential Moving Average с параметром 0,3.

Помимо индикатора, рассчитывалась «сигнальная линия», которая служит для отделения значимых и незначимых всплесков. Основным параметром ее расчета является высота. Чем выше сигнальная линия, тем более значимые всплески она отделяет. Сигнальная линия рассчитывается по значениям МЛГП в предыдущие отсчеты времени. Параметр «история» показывает, сколько значений МЛГП для этого используется.

После построения МЛГП и сигнальной линии прогнозирование критических точек сводится к выявлению специальных паттернов в виде пересечения МЛГП сигнальной линией. Далее такие паттерны называются «сигналами». То есть если в какой-то момент времени МЛГП стали выше сигнальной линии, то в ближайшем будущем ожидается смена тренда или большое движение ряда.

Проверка предсказательной способности МЛГП

Использование индикатора для предсказания требует, чтобы при его расчете использовались только прошлые значения ряда, но никак не будущие. При создании индикатора МЛГП этот факт учитывался и был заложен в алгоритм расчета. Чтобы наглядно продемонстрировать этот факт, рассмотрим, например, МЛГП, построенные для акций корпорации General Motors в период с 26 марта 2001 г. по 27 марта 2002 г. и с 26 марта 2001 г. по 23 января 2002 г. (см. рис. 1 и рис. 2). Данные брались с дневной нарезкой по ценам закрытия. Рассмотрим отчетливо видный на рис. 1 сигнал в январе 2002 г., прогнозирующий резкое повышение котировок. На рис. 2 показан тот же временной ряд с «вырезанным» резким повышением котировок. То есть ряд был обрезан в середине сигнала, с тем чтобы проверить, исчезнет сигнал после обрезания ряда или нет. Сравнивая рис. 1 и рис. 2, мы видим, что в обоих случаях МЛГП ведут себя одинаково и сигнал не исчезает. Следовательно, индикатор МЛГП имеет предсказательную силу.

Прогноз одного из кризисов российского фондового рынка

Здесь мы демонстрируем прогноз кризиса российского фондового рынка, произошедшего в мае 2006 г. Нами был проанализирован индекс ММВБ10, который за две недели, с 6 по 22 мая, упал на 26% (с 2566,47 пунктов до 1905,63 пунктов — дневные цены закрытия). Для индекса ММВБ10 в период с 17 мая 2004 г. по 23 мая 2006 г. были построены модифицированные локальные гильдеровские показатели с параметром «размер окна», равным 15 дням (рис. 3). Параметр «высота сигнальной линии» равнялся 1,5. Проверались и другие значения параметров «размер окна» и «высота сигнальной линии». Во всех случаях перед падением рынка появляется сигнал. Он начинается за 11–20 дней до начала падения 6 мая 2006 г. для различных значений параметров. Начало сигнала — 20 апреля для окна = 30, 7 апреля — для окна = 20, 10 апреля — для окна = 15.

Для доказательства предсказательной силы технологии МЛГП вновь была проведена процедура обрезания временного ряда. Был вырезан участок временного ряда индекса ММВБ10, начиная с 6 мая

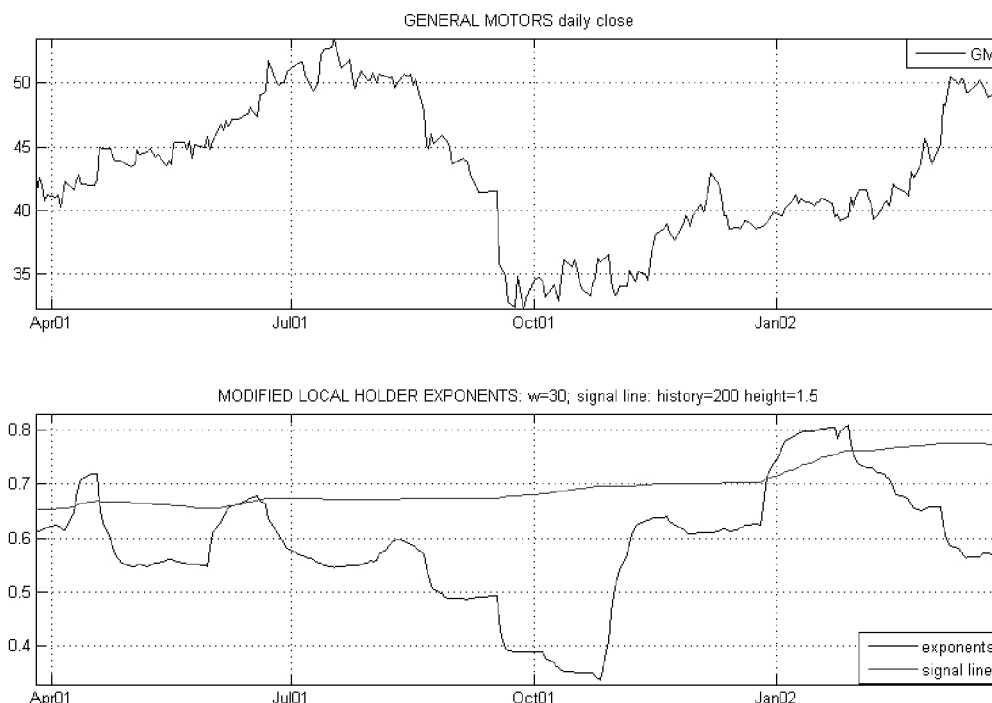


Рис. 1. Временной ряд котировок акций General Motors в период с 26 марта 2001 г. по 27 марта 2002 г. — дневная нарезка по ценам закрытия (*верхний рисунок*). Индикатор МЛГП за тот же период с параметрами: размер окна = 30 дней, высота = 1,5, история = 200 дней (*нижний рисунок*)

Примечание: сигнальная линия (более гладкая кривая) отделяет значимые всплески МЛГП от незначимых всплесков.

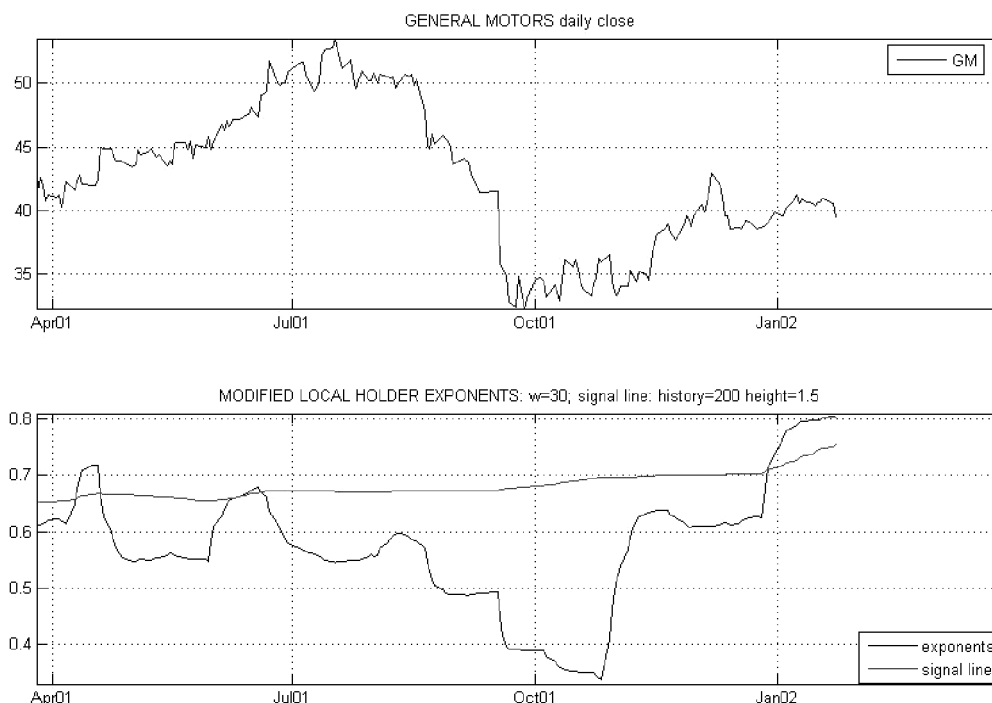


Рис. 2. Обрезанный временной ряд котировок акций General Motors в период с 26 марта 2001 г. по 23 января 2002 г. — дневная нарезка по ценам закрытия (*верхний рисунок*). Индикатор МЛГП за тот же период с параметрами: размер окна = 30 дней, высота = 1,5, история = 200 дней (*нижний рисунок*)

Примечание: сигнальная линия (более гладкая кривая) отделяет значимые всплески МЛГП от незначимых всплесков.

2006 г. (т. е. с максимума). Для обрезанного ряда были построены гильдеровские показатели при тех же параметрах, что и раньше (рис. 4). Поведение гильдеровских показателей при этом не изменилось, и все сигналы предстоящего кризиса сохранились.

На верхнем графике построен индекс ММВБ10 в период с 17 мая 2004 г. по 23 мая 2006 г., дневные цены закрытия. По оси абсцисс отложены номера отсчетов временного ряда (500 отсчетов или 2 торговых года), по оси ординат — значения индекса. На нижнем

графике изрезанная кривая представляет модифицированные локальные гильдеровские показатели с параметрами: размер окна = 15 дней, высота сигнальной линии = 1,5; более гладкая кривая — сигнальная линия. Стрелкой на верхнем рисунке отмечено начало сигнала, которое было зафиксировано 10 апреля, за 19 дней до начала обвала рынка 6 мая 2006 г.

На верхнем графике построен индекс ММВБ10 в период с 17 мая 2004 г. по 5 мая 2006 г., дневные цены закрытия. По оси абсцисс отложены номера отсчетов

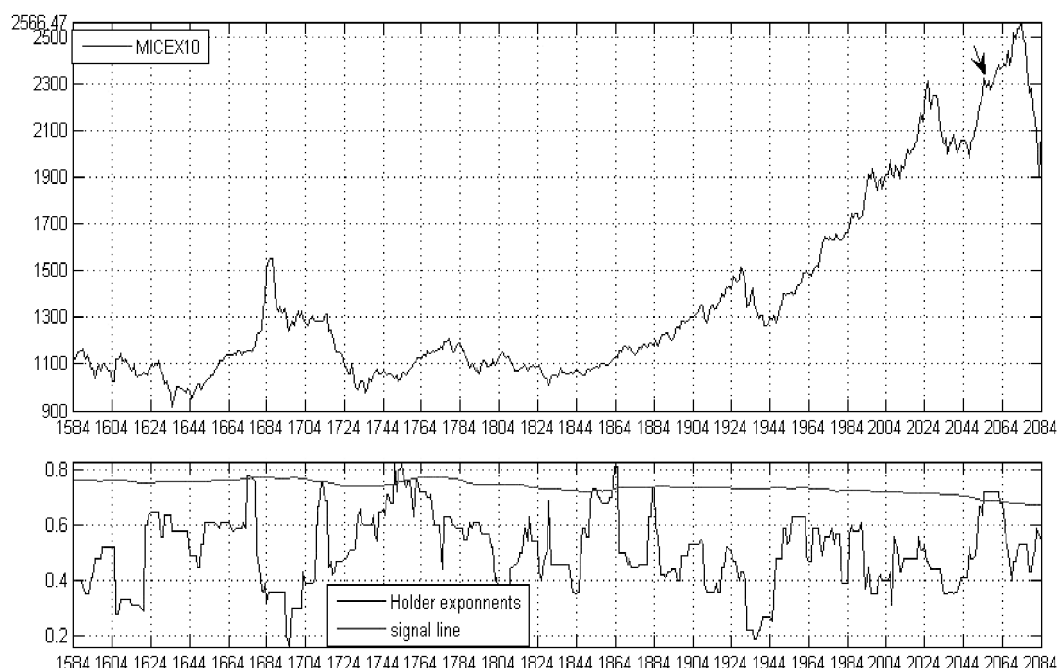


Рис. 3. Гельдеровские показатели

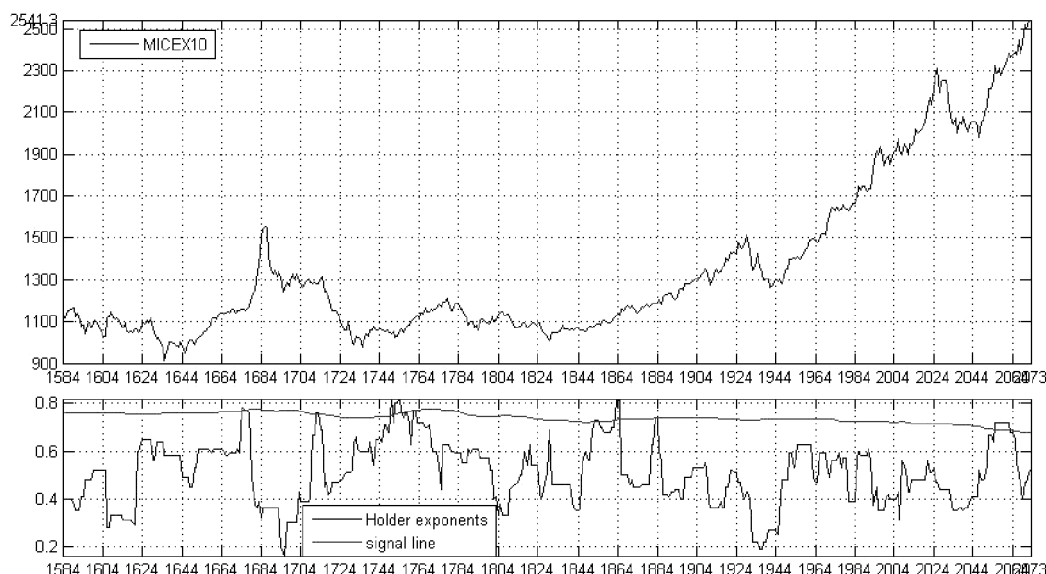


Рис. 4. Гельдеровские показатели для обрезанного ряда

временного ряда, по оси ординат — значения индекса. На нижнем графике изрезанная кривая представляет модифицированные локальные гельдеровские показатели с параметрами: размер окна = 15 дней, высота сигнальной линии = 1,5; более гладкая кривая — сигнальная линия.

2. Торговая стратегия для FOREX на основе нейропрогноза

В этом разделе мы кратко опишем принципы построения торговой системы и специфику использования в ней нейропрогнозов. Выбранная пара валют и временной период не являются здесь критическими. То же самое можно проделать и для других валютных пар и иного периода исторических хроник. Не является чем-то специфическим и выбор торгового индикатора системы. Наиболее важное здесь — качественно обученная искусственная нейронная сеть и ее способность прогнозировать в течение длительного времени без переобучения. Общие сведения о нейротехнологиях

и, в частности, о нейропрогнозировании содержатся, например, в [27–30]. Детали, опущенные в настоящей статье, можно найти, например, в [33; 34].

Торговая система на основе нейросетевых предсказаний строилась на спот-котировках межбанковского валютного рынка FOREX. Исходными данными служили значения цен закрытия BID 2-часового интервала курса GBP/USD. Данные были получены из информационной системы DBC Signal за период с 22 декабря 1999 г. по 20 октября 2000 г. Весь период был поделен на два интервала: первый интервал (22 декабря 1999 г. — 19 июня 2000 г.) — интервал данных для построения, проверки и тестирования нейросети; второй интервал (20 июня 2000 г. — 20 октября 2000 г.) — интервал данных для построения, оптимизации и тестирования торговой системы на основе обученной нейросети.

На интервале данных для нейросетевой обработки содержалось 1546 отсчетов, из которых первые 1300 использовались для обучения сети, следующие 200 — для верификации с целью предотвращения пе-

реобучения сети. Оставшиеся 146 были предназначены для проверки качества предсказательной способности сети на данных, которые нейросеть «не видела» раньше. Для обучения и прогнозирования использовалась рекуррентная сеть Элмана-Джордана.

Для каждого вновь появляющегося значения цены закрытия 2-часового интервала обученная нейросеть предсказывает сглаженное процентное изменение котировки, по которой закроется следующий 2-часовой интервал. На основе предсказаний сети была построена reversal торговая система, которая могла подавать следующие сигналы: Открытие длинной позиции или закрытие короткой позиции — Buy (OpenLong or/and ExitShort) — пересечение кривой прогноза (NN_Predict) зоны покупки снизу вверх; Открытие короткой позиции или закрытие длинной позиции Sell (OpenShort or/and ExitLong) — пересечение линией прогноза (NN_Predict) зоны продажи сверху вниз; Выход по стоп-лоссу — Stop (Exit Short or Exit Long) — достижение лимита потерь по открытой позиции.

Для достижения лучших результатов работы системы по критерию Return on Account (возврат на счет) производилась оптимизация свободных параметров системы: уровень Buy zone (зона покупки); уровень Sell zone (зона продажи); Money Management Stop (уровень стоп-лоссов). Тестирование и оптимизация торговой системы проводились с помощью программы Omega Research TradeStation 4.0 с учетом комиссионных в размере 10 пунктов базовой валюты.

Результаты применения данной торговой стратегии в период времени с 23 августа 2000 г. по 20 октября 2000 г. отражены в табл. 1 и представлены в долл. США (пересчитаны из пунктов в соответствии со стандартными условиями работы на FOREX: 1 point GBP/USD = 10 долл.).

Представленная здесь торговая система, не претендуя на полноту и законченность, является иллюстрацией возможностей применения нейронных сетей к прогнозу рынка FOREX и построению на этой основе экономическим методов управления капиталом.

Литература

- Ежов А. А. Что такое экономическая физика? К 10-летию Экономико-аналитического института МИФИ. Физическая экономика + Экономическая физика = Экономическая физика // Сборник статей / Сост. А. А. Ежов и В. В. Харитонов. М.: ИНЭС, 2006.
- Mantegna R. N., Stanley H. E. An Introduction to Econophysics: Correlation and Complexity in Finance. Cambridge University Press, 2000.
- Bouchaud J. P., Potters M. Theory of Financial Risks: From Statistical Physics to Risk Management. Cambridge University Press, 2000.
- Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка / Пер. с англ. М.: Мир, 2000.
- Peters E. E. Fractal Market Analysis. Applying Chaos Theory to Investment and Economics. John Wiley & Sons Inc., 1994.
- Medio G. Gallo. Chaotic Dynamics. Theory and Applications to Economics. Cambridge University Press, 1993.
- Дюк В., Самойленко А. Data mining: учебный курс (+ CD). СПб.: Питер, 2001.
- Aoki M. New Approaches to Macroeconomic Modeling. Evolutionary Stochastic Dynamics, Multiple Equilibria, and Externalities as Field Effects. Cambridge University Press, 1998.
- Grabbe J. O. International Financial Markets. 3rd edition. Prentice-Hall Inc., 1996.
- Mandelbrot B. B. Fractals and Scaling in Finance: Discontinuity, Concentration, Risk, Springer, 1997.
- Мандельброт Б. Фракталы, случай и финансы. М.: Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2004.
- Пригожин И., Стенгерс И. Порядок из хаоса. Новый диалог человека с природой / Пер. с англ. М.: Эдиториал УРСС, 2000.
- Николис Г., Пригожин И. Познание сложного. Введение / Пер. с англ. М.: Мир, 1990.

Таблица 1

Результат работы торговой стратегии, долл. США

Общий доход системы	11 140
Сумма всех прибыльных сделок	19 540
Сумма всех убыточных сделок	-8400
Количество сделок	19
% прибыльных сделок	68
Средняя прибыльная сделка	1500
Средняя убыточная сделка	-1400
Максимальный провал кривой доходности	-3700
Возврат на счет, %	301

- Gell-Mann M. The Quark and the Jaguar. Adventures in the Simple and the Complex, Abacus, 1998.
- Рюэль Д. Случайность и хаос. Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001.
- Yaneer Bar-Yam. Dynamics of Complex Systems. Addison-Wesley, 1997.
- Wiggins S. Introduction to Applied Nonlinear Dynamical Systems and Chaos. Springer-Verlag New York Berlin Heidelberg, 1990.
- Lasota A., Mackey M. C. Chaos, Fractals, and Noise. Springer-Verlag, 1998.
- Predictability of Complex Dynamical Systems / Y. A. Kravtsov, J. B. Kadtko (eds). Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1996.
- Bak P. How Nature Works: the Science of Self — Organized Criticality. Oxford University Press, 1997.
- Kaneko K., Tsuda I. Complex Systems: Chaos and Beyond. A Constructive Approach with Applications in Life Sciences. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2001.
- Hilborn R. C. Chaos and Nonlinear Dynamics. An Introduction for Scientists and Engineers, Oxford University Press, 1994.
- Biro T. S., Matinyan S. G., Muller B. Chaos and Gauge Field Theory, World Scientific Lecture Notes in Physics. Vol. 56. World Scientific, 1994.
- Васильев А. Н. Квантовополевая ренормгруппа в теории критического поведения и стохастической динамике. СПб.: Изд-во ПИЯФ, 1998.
- Kantz H., Schreiber T. Nonlinear Time Series Analysis. Cambridge University Press, 1997.
- Безручко Б. П., Смирнов Д. А. Математическое моделирование и хаотические временные ряды. Саратов: ГосУНЦ «Колледж», 2005.
- Ежов А. А., Шумский С. А. Нейрокомпьютеринг и его применения в экономике и бизнесе. М.: МИФИ, 1998.
- Бэстэнс Д.-Э., Ван ден Берг В.-М., Вуд Д. Нейронные сети и финансовые рынки: принятие решений в торговых операциях. М.: ТВП, 1997.
- Neural Networks in the Capital Markets (Ed. Apostolos-Paul Refenes). John Wiley & Sons, 1995.
- Дебок Г., Кохонен Т. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт / Пер. с англ. М.: ИД «АЛЬПИНА», 2001.
- Sornette D. Why Stock Markets Crash: Critical Events in Complex Financial Systems. Princeton University Press, 2003.
- Счастливцев Р. Р. Предсказание крахов и критических точек на фондовом рынке США методом модифицированных локальных гильдеровских показателей. Интернатурный проект по экспериментальной программе дополнительного образования «Информационные технологии, экономическая физика и менеджмент сложных систем» / Рук. Ю. А. Куперин. 2005 // www.carier-center.ru.
- Котелкин С. В., Куперин Ю. А., Дмитриева Л. А., Сорока И. В. Особенности динамики российского финансового рынка: опыт междисциплинарного экономическо-физического подхода // Вестник СПбГУ. Сер. 8: Менеджмент. 2002. Вып. 2 (№ 16).
- Куперин Ю. А., Дмитриева Л. А., Сорока И. В. Исследование динамики на финансовых рынках нейросетевыми методами // Научные доклады Центра управленческих и институциональных исследований факультета менеджмента СПбГУ. 2001. № 12.